

分类号: TM863

单位代码: 10335

学 号: 11621033

浙江大学

硕士学位论文



中文论文题目: 基于电网仿真数据的
异常检测与可视分析

英文论文题目: English title

申请人姓名: 李宗壮

指导教师: 各类 网络文档

专业名称: 计算机科学与技术

研究方向: 可视化

所在学院: 计算机科学与技术学院

论文提交日期 2015 年 4 月 8 日

浙江大学研究生学位论文独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得浙江大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名：



签字日期： 2015 年 6 月 30 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解浙江大学有权保留并向国家有关部门或机构送交本论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权浙江大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索和传播，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后适用本授权书）

学位论文作者签名：



导师签名：



签字日期： 2015 年 6 月 30 日

签字日期： 2015 年 6 月 30 日

摘 要

由于电网系统的不稳定造成的严重停电问题可导致巨大的经济损失，所以研究电力系统的稳定性一直是电力行业的一个核心问题。其中电网数据的异常检测和电网的故障检测占据着重要的地位。传统上，电力行业工作者仅是对电力系统的稳定性进行定量的分析，难以以更为高效的方式来进行。因此，本文作者所在团队与中国南方电网合作，着力开发构建了对电网数据进行异常检测和故障检测的可视系统。本文所描述的工作具有三个重要贡献：（1）设计并实现了一款支持用户对电网的异常及故障进行识别的可视分析系统；（2）将视觉编码与统计质量控制方法相结合，提供了一种能够考察多个变量对系统稳定性所造成的影响总和的研究方法；（3）一套用于多变量时变数据、能使分析人员随时检测电网异常，具体分析故障的可视系统。本文主要介绍电网数据的异常与故障检测和可视系统的实现和测试两方面，介绍本文作者在本文系统开发过程中所做的贡献。

关键词： 异常检测，故障检测，可视分析，电力网络，统计质量控制，深度神经网络

Abstract

Because the serious blackouts caused by the instability of power grid system can lead to huge economic losses, the study of power system stability has always been a core issue in the power industry. Power grid data anomaly detection and power grid fault detection occupy an important position.

Traditionally, the power industry workers only make quantitative analysis of the stability of the power system, which is difficult to carry out in a more efficient way. Therefore, the author's team cooperated with China Southern Power Grid to develop and construct a visual system for anomaly detection and fault detection of power grid data. The work described in this paper has three important contributions: (1) Design and implement a visual analysis system to support users to identify anomalies and faults in power grids; (2) Combine visual coding with statistical quality control method to provide a total of effects of multiple variables on system stability. Research methods; (3) A visual system for multi-variable time-varying data, which can enable analysts to detect abnormal power grids at any time and analyze specific faults.

This paper mainly introduces the contribution of the author in the development of the system from the aspects of anomaly and fault detection of power grid data and the realization and testing of the visual system.

Keywords: Anomaly detection, fault detection, visual analysis, power network, statistical quality control, deep neural network

插图

1-1	标准电网格式	2
1-2	Leadlines	5
1-3	Cloudlines	5
1-4	并置法刻画图随时间发生的变化	5
1-5	WordLines 系统概览	6
4-1	MLSTM FCN	15

表 格

目 次

摘要	I
Abstract	II
插图	III
表格	IV
目次	
1 绪论	1
1.1 课题背景	1
1.1.1 什么是电网	1
1.1.2 异常的定义, 电网异常是什么, 本文中检测的异常指什么	1
1.2 可视分析的作用, 引入可视分析的原因	2
1.3 相关工作	3
1.3.1 异常检测及异常检测可视分析	3
1.3.2 电网异常检测	3
1.3.3 电网故障检测	3
1.3.4 时序多变量数据可视分析	4
1.4 本文工作	6
1.5 章节安排	6
2 数据与分析任务	8
2.1 数据	8
2.1.1 仿真数据	8
2.1.2 电量数据	9
2.2 分析任务	9
2.2.1 异常检测任务	9
2.2.2 故障检测任务	9

3	基于统计质量控制方法的异常检测	10
3.1	控制图与统计质量控制	10
3.1.1	控制图理论的基本思想	10
3.1.2	统计质量控制的基本思想	11
3.2	已有统计质量控制图分析	11
3.2.1	介绍已有的统计质量控制图方法各自的特点特征	11
3.2.2	结合电网数据特色与分析任务，综合说明选择 shewhart 控制图的原因	11
3.3	异常检测算法	11
3.3.1	shewhart 统计质量控制方法原理	11
3.3.2	基于 shewhart 方法改进的异常检测算法	11
3.4	实验结果	11
3.4.1	算法复杂度、效率	11
3.4.2	检测结果分析	11
4	故障检测	12
4.1	故障检测问题	12
4.1.1	具体问题说明	13
4.1.2	问题抽象（如何抽象为一个分类问题）	14
4.2	深度神经网络模型	14
4.2.1	选择深度神经网络的原因	14
4.2.2	RNN 原理	14
4.2.3	为何选择基于 RNN 的 LSTM 模型	14
4.2.4	本文所用模型（LSTN-FCN）的网络结构与原理	15
4.3	具体实现	16
4.3.1	数据处理	16
4.3.2	参数设置（调参过程）	16
4.3.3	实现（keras 库、基于 tensorflow、变成语言 python	16
5	系统设计与可视设计	17
5.1	系统实现	17
5.1.1	系统结构	17
5.1.2	后端设计	17
5.1.3	前端设计	17
5.2	可视设计	17
5.3	实验结果与案例分析	17

6	总结与展望	18
6.1	讨论	18
6.2	未来工作	18
6.3	总结	18

1 绪论

1.1 课题背景

1.1.1 什么是电网

电网是电力系统的典型形式，描述为通过组织良好的配电系统从发电机向用户传输电力的网络。电力系统是一个实时运行的物理系统，其中含有大量发电机、线路、变压器，以及负荷等不同类型的、不同特性的元件。为了保障电力系统的安全运行、避免停电事故，需要对电网的运行作出预先安排，并对电网发生的故障和重要事件进行及时分析。电网的典型表示是用节点代表母线，而节点之间的连线则代表连接两条母线的电力线，特殊的，带有闪电标志的节点代表了发电机，如图1-1所示。电网是复杂的、动态的、多方面的系统。

典型的电网由两种类型的输电线路组成：母线和电力线。母线用来收集和分配电力。负载和发电机是分布在部分母线上的两种典型装置，它们分别消耗和发电。用于连接母线的电力线，包括交流线路和 DC 线路。电力线上的变压器降低从源总线到相应电压电平的目标总线的待输送电压。电网的运行状况通常由十几个总线上的变量来表征。电网仿真工具基于电网单元的数学建模来监测电网运行状况。

1.1.2 异常的定义，电网异常是什么，本文中检测的异常指什么

本文基于数值模拟数据，特别是暂态稳定数据，对电网稳定性进行了可视化分析。特别地，将统计质量控制（SQC）方法集成到具有创新视觉设计的稳定性时间的检测和研究中。对基于 SQC 的方法的增强促进了细粒度的稳定性判断，而细粒度的稳定性判断又通过富有表现力的视觉证据得到增强。将 SQC 方法、可视化编码、领域知识和领域专家的经验无缝结合视为推进智能电网的新机会。我们的工作密切合作领域专家和经验丰富的电力仿真运营商。它们提供领域经验、程序、数据集和分析任务。最终设计和实现了一个综合的视觉系统，以支持多时间序列的视觉探索和分析，识别和区分显著的不稳定模式。支持电网的异常、不稳定和故障的勘探、识别和推理的可视化分析系统。视觉编码和 SQC 方法的系统集成，为研究可能影响系统稳定性的多个相关因素的联合效应提供可靠的视觉证

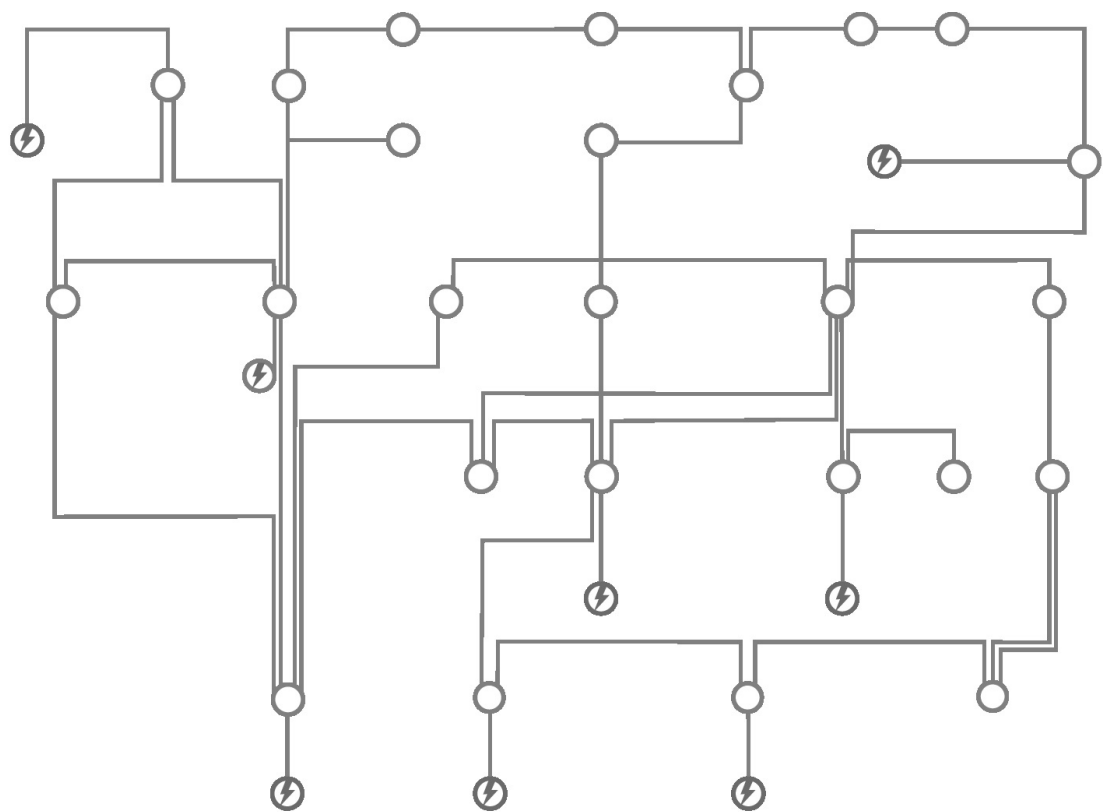


图 1-1 标准电网格式

据。一套用于数字时间序列的视觉设计，使分析人员具有对全球趋势、局部变化和多变量随时间变化的相关性的视觉检查的能力。

1.2 可视分析的作用，引入可视分析的原因

在人类的各类感觉器官中，人眼具有最强的信号处理能力。因此视觉是获取信息的最重要通道，超过 50 可视化是人类在认知过程中产生的对事物的认知视图，易于理解并有利于知识交流。而信息可视化是让计算机绘制动态、交互的外部辅助视图，目的是增强人的认知能力。

随着数据规模的增加，直接呈现数据会导致显示空间不足、图元遮挡、绘制效率低等问题。另外，现代分析任务更加复杂，仅仅依赖可视化难以令人发现隐藏在数据背后的模式，迭代式交互分析是领域专家认识和理解数据的重要方法。为此，可视化专家提出了可视分析概念，它是一种通过交互式可视化界面来辅助用户对大规模复杂数据集进行分析推理的科学和技术。可视分析不仅仅是可视化，它集成了可视化、人的要素（如交互、认知、感知、合作、表示和传播）和数据分析等。相对于可视化，可视化分析整合了信息分析、地理空间分析和科学分析等技术，而且人的要素在人与机器的通信过程和决策过程中起到非

常重要的作用。可视分析是人的智能（知识和经验）和机器智能（计算）多次协作的迭代过程。

可视分析有效融合了计算机强大的计算能力和人的认知能力，能够发挥二者的优势完成各自擅长的任务。因此，可视分析是交叉融合了可视化、人机交互、认知科学、数据挖掘、信息论、决策理论等研究领域的新研究方向。

可视分析需要合适的载体，而电力系统数据便是合适的载体。电力系统稳定是电力系统中的一个基本问题。电力工业因系统不稳定性会引起严重的停电事故和巨大的经济损失。电网是电力系统的一种经典形式，被描述为通过发电机向用户传输电力的网络，一个结构良好的分配制度。一个电网是复杂的、动态的、多方面的系统。直到现在还没有一种可行的方法来纪录系统的情况。控制实验对实际的电力系统可能会造成意外的损失。这使得模拟计算性能分析成为唯一可以接受的方法。目前在实际应用中已经验证，模拟计算可以达到比较精确的测试。定期运行数据模拟，对实际事件进行推理，预防性问题分析。

在可视分析中所提供的数据驱动的分析工具，能够有助于分析人员从更多地角度、更深入地探索海量仿真数据中所蕴含的规律，使得电网运行分析具有更强地研究性，适应我国电网高速发展的现状。

1.3 相关工作

1.3.1 异常检测及异常检测可视分析

异常检测在分析动态系统中占据着及其重要的地位，特别地，可视化为识别和发现异常提供了视觉帮助。不同的领域需要各种可视化手段，以适应数据特征和领域问题的具体特征。

1.3.2 电网异常检测

1.3.3 电网故障检测

近年来，电网故障分析在电力领域得到了广泛的研究。解决这一问题的工作主要分为三类：诊断 [6]、控制 [13、38、48、52] 和结果分析 [25、31、41、51]。增强的建模和仿真是两种基本的方法，如双馈感应发电机（DFIG）模型 [38]、基于拓扑的 Crucitti-Latora 模型 [11, 25]、时域仿真 [48] 等。

然而，随着电网故障复杂度的增加，将计算与其他适当方法结合起来的 demand 也越来越

大 [43]。在文献中已经对机器学习模型进行了测试,包括支持向量机 [22]、决策树 [20]、Q-学习 [50]、长短期记忆 [53]。大多数现有作品的准确率均在 80

为此,引入可视化分析方法以促进交互式故障分析。商业工具如 Power World[1]、Green-Grid[47] 和 Grid-IE[2] 提供了一套可视化工具包来增强情景感知。然而,仅支持有限的故障分析特征。王等。[46] 通过高维数据可视化,开发一个针对大规模场景的应急分析的多级解决方案。(在这里添加另一个工作)然而,发现错误和异常模式并不在这些作品的范围之内。我们的方法通过赋予机器学习模型以可解释和可操纵的视觉界面来提高现有故障发现解决方案。

从异常数据集中识别和总结显著异常模式的能力是至关重要的,因为异常模式和平凡模式之间缺乏清晰的边界 [8]。因此,异常模式分析在很大程度上依赖于人类专家的经验 and 知识。

视觉分析因此可以发挥重要作用,支持解释和拓宽理解。一些研究已经使用基本的可视化,如区域地图 [34] 和树表示 [28] 来识别令人惊讶的时间模式。汤姆等人。(44) 和蔡等人。[7] 进一步采用基于交互式地图的术语云来从社交媒体消息中发现时空模式。另一些则涉及更直观和可理解的视觉表示,以支持异常模式的比较和上下文分析。谢等。[49] 应用节点线隐喻来紧凑地保持不同用户模式之间的多变量时间和上下文相关性。曹等。(4, 5) 介绍了一种新的 Z-字形设计,并开发了全局三角形网格布局以进行高效的用户行为比较。

最近,机器学习方法已经深深地嵌入到视觉界面中。赵等。(55) 在交互式线程流设计中集成了自动异常检测算法。用户能够描述转发线程的特征。另一项名为 Voila[3] 的工作提出一种基于张量的异常分析算法,该算法通过上下文可视化系统增强,用于流式时空数据。我们遵循了现有视觉分析方法的类似路线图,但是通过结合独特的深层学习方法,我们的方法不同于传统的方法。

1.3.4 时序多变量数据可视分析

大数据时代,数据的复杂性与日俱增。为了更好的表现出时序多变量随着时间序列的数量和复杂性的增加,在视觉分析中需要比较手段。一般的,信息可视化的比较设计分为以下几类。

并列法(Juxtaposition)按照时间(空间)的顺序对时间序列数据进行排列。比较典型的有如图1-2所示的 LeadLine 和如图1-3CloudLines,它们通过在原子级显示多个时间序列而不进行聚合,从而将并置方法扩展到多个时间序列的大规模数据。

交叠法(Superposition)在同一空间中覆盖多个对象,通过比较具有不同颜色或透明度

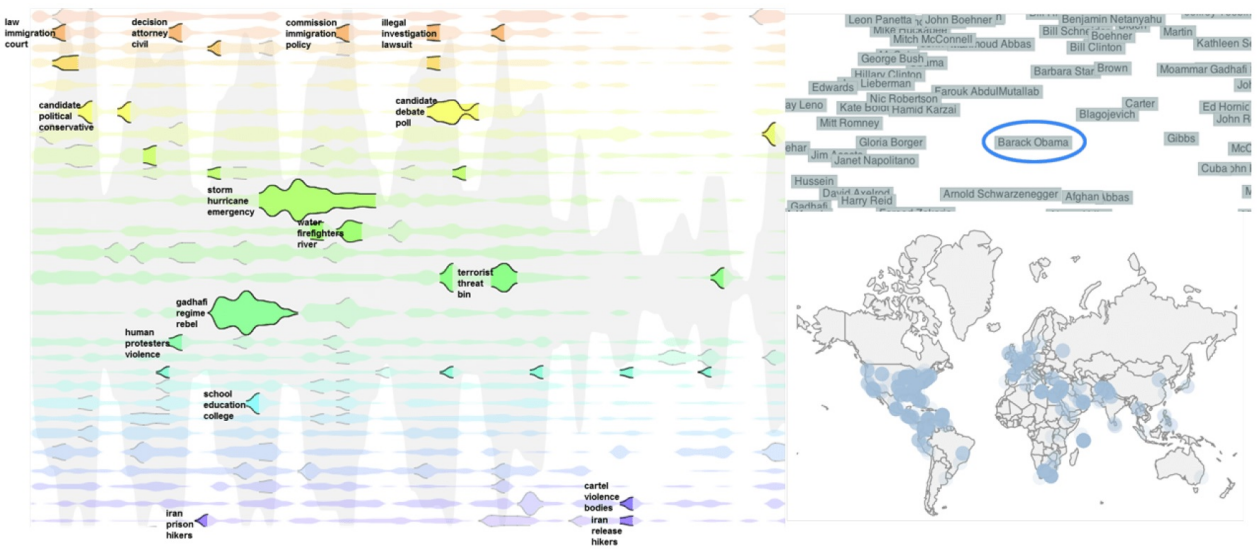


图 1-2 Leadlines

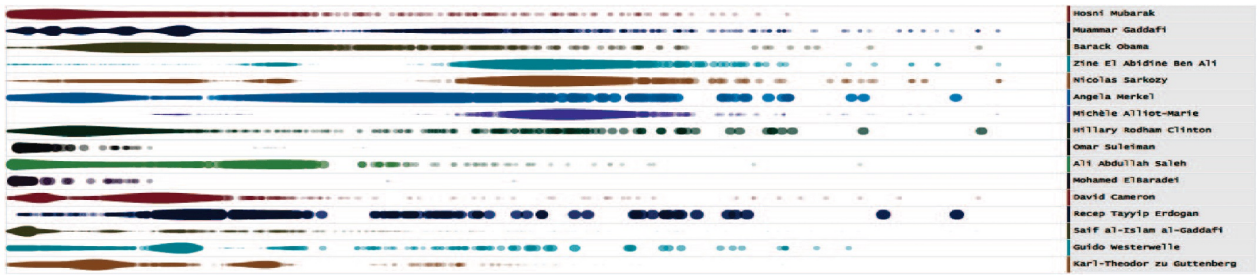


图 1-3 Cloudlines

的层，用户可以直接观察对象之间的差异。Collberg 等人使用了并置法将多张研究对象的快照放置在同一空间中以显示图随时间发生的变化，如图1-4所示。

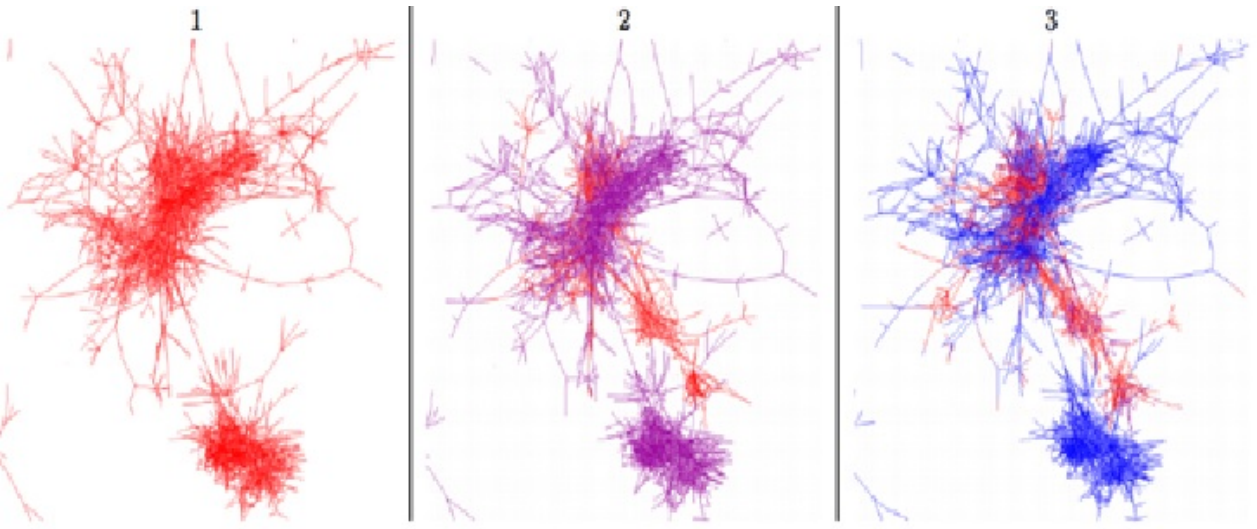


图 1-4 并置法刻画图随时间发生的变化

显式编码法（Explicit Encoding）利用时间序列数据的不同视觉编码来揭示对象之间的

关系或对比。**World Lines** 是多重集成仿真比较可视化的一个复杂例子，其视觉设计结合了包括了上述的三种设计，表现如图1-5所示。

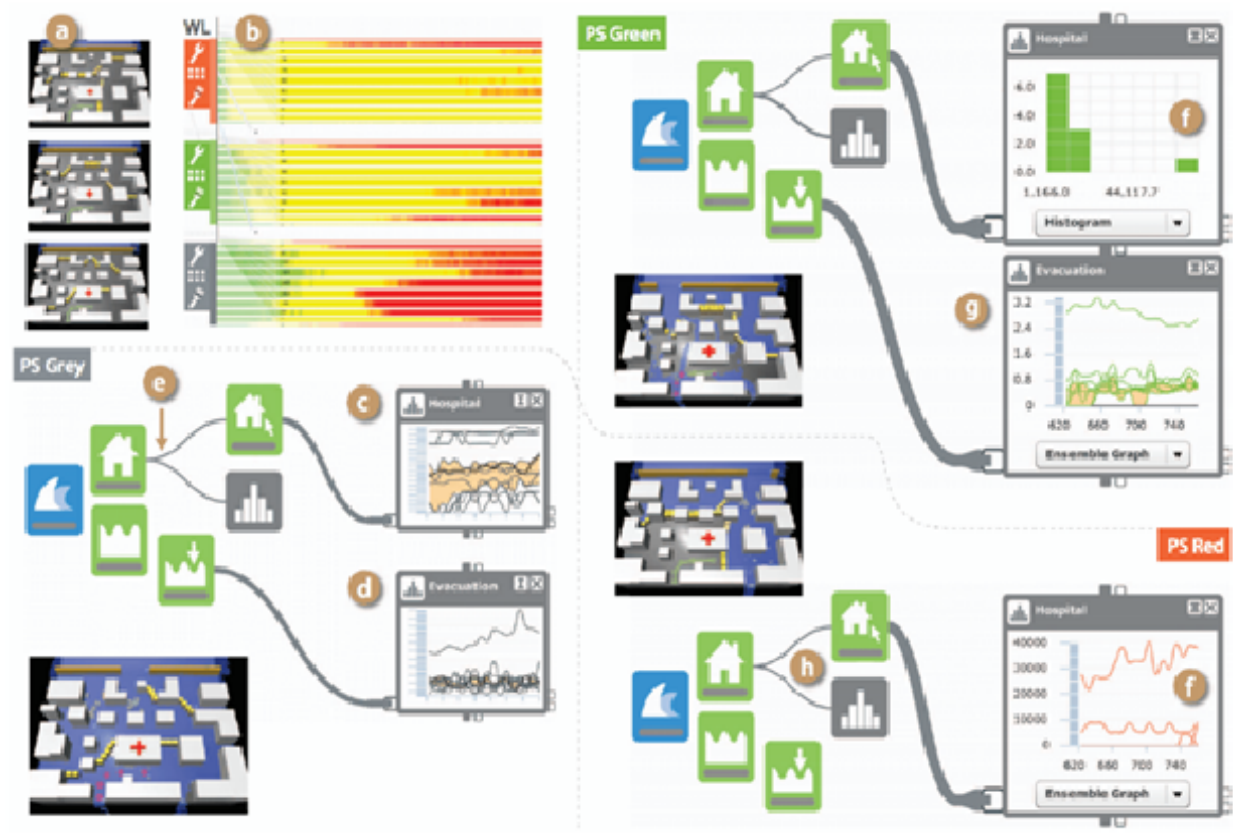


图 1-5 WordLines 系统概览

1.4 本文工作

本项目根据获得的相关电网数据，包括电网各个关键节点（母线）的电压值、频率值等，以及发电机之间的相对功角值，对电网的异常和故障采取合适的方式进行检测。同时还会将这些内容以可视化的方式简单的呈现出来，来方便相关研究人员的理解 and 处理。最后，我们会使用数据来验证用到的所有算法的合理性与准确性。

1.5 章节安排

本文第二章介绍了电网数据并进行了关于异常故障检测的任务分析，以便于进行下一步的研究；第三章便是根据任务选取了统计质量控制的方法来进行异常检测，并对现有的统计质量控制方法进行了具体的介绍；第四章是对于故障检测的处理，选用了 RNN 的深度学习神经网络模型，并给出了具体的实现和相应的结果；第五章便是整体系统的呈现，包括前

端设计，后端设计等诸多方面，还对具体的案例进行了分析；第六章包括了作者对整个系统的总结和未来的展望。

2 数据与分析任务

2.1 数据

2.1.1 仿真数据

仿真数据，尤其是暂态稳定计算在指导电网稳定运行中起着重要的作用。仿真数据通常是描述每个节点中每个变量的演变的一组时间序列。在模拟它的运行、故障和恢复过程中，不同形式的不稳定性伴随着它的演化过程而出现。数值模拟方法如李亚普诺夫函数及其变分已被证明是研究动态和瞬态不稳定性的独特手段。因而，分析人员要识别故障事件的发生，研究故障事件的类型和模式，并通过分析变量的时间序列来推断故障事件的原因，是非常麻烦的。目前缺乏定量描述电力系统稳定状态的理论模型。传统的统计方法，如统计质量控制，提供了基于点的稳定性判断，但对于刻画全局趋势和模糊变化是低效的。

电力系统仿真分析广泛应用于电力系统运行、规划、设计等领域，是电力系统的一项基础性支撑技术。经过数十年的发展，我国基于机理模型的电力系统仿真计算技术已处于世界前列，已有 PSD、PSASP、ADPSS、PS-Model，以及全过程仿真软件等诸多广泛应用的自主知识产权优秀产品，可以基本满足大电网仿真分析的需求。

电力系统仿真分析中的“仿真”是指对电网元件进行数学建模，使用微分-代数方程组表达各个元件的外特性，通过求解这个方程组得到系统的状态变量值，从而掌握整个系统的情况。“分析”则是基于得到的仿真结果进行系统特性研究、控制措施制定等工作。在实际工作中，电网仿真分析可以看作是“提出假设”与“计算验证”的循环过程。传统的仿真数据分析方式有着各种限制。首先是需要耗费大量人力，电网的日益复杂，使得人力的需求大大增加；其次是十分依赖专家的经验，分析的结论与专家的经验水平息息相关，能否发现问题和能否找出解决方法都取决于专家；再就是容易出现漏洞，由于主要依赖人工分析，难免发生错漏的现象；最后是无法控制误差。

先进的仿真计算技术必须要有先进的数据分析技术和人机交互方式才能充分发挥其作用。虽然目前的各类电网仿真软件均由结果可视化和报表功能，但其着重点仅限于数据的展示，对于数据规律的分析主要还是依靠人工进行只能观察很少的重要元件和断面。这极

大地限制了对仿真结果和仿真能力的应用，使得许多在计算结果中蕴含的电网运行规律难以被发现。

2.1.2 电量数据

2.2 分析任务

本文的主要目标便是做出一个可以用于电网异常检测和故障检测的可视系统，用以方便相关研究人员的分析和处理。

2.2.1 异常检测任务

2.2.2 故障检测任务

3 基于统计质量控制方法的异常检测

统计质量控制（SQC）方法广泛用于监控过程，以确保合格确认产品的比例。在各种 SQC 方法中，控制图在测量过程稳定性和检测显著变化方面表现出突出的性能。在本文中，SQC 和控制图的理论构成了异常检测的基础。

3.1 控制图与统计质量控制

3.1.1 控制图理论的基本思想

控制图亦称“质量管理图”、“质量评估图”。根据数理统计原理分析和判断工序是否处于稳定状态所使用的、带有控制界限的一种质量管理图表。它是一种有控制界限的图，用来区分引起的原因是偶然的还是系统的，可以提供系统原因存在的资讯，从而判断生产过於受控状态。

3.1.2 统计质量控制的基本思想

3.2 已有统计质量控制图分析

3.2.1 介绍已有的统计质量控制图方法各自的特点特征

3.2.2 结合电网数据特色与分析任务，综合说明选择 shewhart 控制图的原因

3.3 异常检测算法

3.3.1 shewhart 统计质量控制方法原理

3.3.2 基于 shewhart 方法改进的异常检测算法

3.4 实验结果

3.4.1 算法复杂度、效率

3.4.2 检测结果分析

4 故障检测

4.1 故障检测问题

随着电子设备的日益普及，电能消耗不断增加，对电源的质量和连续性提出了更高的要求。然而，电网中的母线（节点）和电力线（链路）构成输电网络，不可避免地会遇到故障。由于物理电力系统的复杂动态特性，一旦发生故障，电网的保护机制就会在人为操作之前采取自动控制措施，以保持系统的可靠性、安全性和稳定性。控制动作的选择取决于故障的性质，包括其类型和位置。故障定位的快速诊断不仅有助于保护机制对采取正确行动作出及时的判断，而且为分析人员提供深入的洞察力，以关联电网运行状况与此类故障的影响方式。因此，分析员能够调整元件尺寸并调整保护设备，继而改善保护机制。

（根据领域专家的要求，我们专注于他们最感兴趣的复杂故障类型，即三相短路故障的诊断。三相短路故障涉及三个不同的连接电力线。其中一个电源线，其中短路被触发，被认为是故障中心。另外两个是在短路发生后不久，电网自动切断电源线以保护相关的设备。如果由中心电力线连接的两条母线位于 A 区，则 A 区发生故障。对于将 A 区母线与 B 区母线连接的中心电力线，故障位置定义为区域 A-B。）

时间波动。模拟器记录一组变量以监视电网的运行状况。三相短路故障导致这些变量的时间波动，表现为不同幅度和频率的波动。这一特征是表明这种故障存在的最直接的证据。

联合进化模式。尽管个体变量存在波动，但成对变量之间也存在联合演化模式。在电网的不同部位可以发现连接模式，表明三相短路故障的冲击模式。这一特征概括了这样一种故障的行为。

母线之间的影响。电网是从母线到母线传输电力的平衡网络。这种传输关系导致母线之间的相互影响，造成地区之间的故障冲击。这一特性揭示了三相短路故障的严重性。

考虑到这些特点，我们将故障诊断问题定义为复杂的多变量时间序列分类问题。我们使用三个变量的时间波动来确定是否存在故障。我们列出所有节点的三个变量的时间序列，并将它们视为不同的变量，以发现联合演化模式和影响模式，这有助于将故障定位到特定

区域。

4.1.1 具体问题说明

为了解决这个问题，来自机器学习界的研究人员已经建立了各种分类模型来确定故障位置，并且报告的结果具有很大的潜力。将神经网络 [6,35] 和支持向量机 [32,39] 等解集成到传统的估计模块中，成功地提高了定位精度。由于三个原因，这些方法是优选的。首先，由于这些方法的鲁棒性和较强的学习能力，不需要为各种故障位置建立完整的知识库。第二，这些方法能够处理不同拓扑结构的电网，这在传统方法中通常是缺乏的。此外，机器学习模型通过考虑从整个网格中提取的特征来分析故障，因此可以产生高精度的估计。

虽然这些机器学习方法在故障定位诊断方面显示出强大的优势，但是电网分析人员仍然面临着一些关键的挑战。一方面，电网运行状态在故障情况下动态变化。发生在电网不同部分或不同阶段的变化相互影响，导致级联故障的传播 [25]。然而，现有的机器学习方法无法捕捉这些变化之间的相关性或时间依赖性。另一方面，诊断结果和诊断逻辑之间仍然存在巨大的差距。分析人员很少了解位于特定区域的故障何时以及如何影响这个和其他区域的操作条件。分析人员也不能从诊断列表中区分出更严重的情况，以进一步分析故障机制并采取措施。因此，需要集成分析工具将故障诊断结果与电网运行状态的模式和特征相关联。因此，人们相信可视化分析方法和技术通过提供一个平台来探索、理解和分析数据，对于该应用领域是有益的。

考虑到这些挑战，这是动机的工作的两倍。第一，通过分析故障诊断研究的网格定位是正确的操作条件下，能够模糊甚至丢失或错误的警报信息，收集了从通信系统中的网格。因此，运营商可以使电网的正确操作和提高保护系统的控制在一个适当的方式。第二，对现有的故障诊断方法无法解释的方式进一步了解块的风险采取不同的地方在对断层带的位置。理解的影响，不同的故障和严重程度)，使更多的适当的控制可以帮助研究和保护计划。

据我们所知，用于故障情况下电网运行状态可视化诊断的有效可视化分析工具仍然缺乏。因此，我们与领域专家密切合作，试图在可视化分析过程中采用最新的深度学习方法来分析电网故障及其对电网运行状况的影响。主要贡献点如下一种可靠的故障定位诊断方法，能够在分类上下文中表征低级和高级特征；一个可视化的分析过程，支持从不同细节层次探索、识别和总结故障及其对电网运行状况的动态影响模式。

4.1.2 问题抽象（如何抽象为一个分类问题）

自动诊断故障位置。根据节点和链路的地理位置，将电网划分为不同的区域。特定区域的电网控制中心监控其自身的元件并能够在其内部定位故障。其他地区发生的故障，特别是连接两个地区的电力线路上的故障，对该地区电网元件也有很强的影响，但超出了其检测范围。在实际情况下，区域控制中心的分析人员需要对其他区域的故障位置区域进行人工判断。一种自动诊断方法可以提高电网控制的效率，从而减少损耗。

总结了电网运行状态下故障的群组影响模式。故障影响模式表现为对电网运行状况的影响，可概括为 $p = (\text{节点}; \text{变量}; \text{变化})$ ，它描述电网中受影响最大的节点上某些变量的值变化。领域专家对影响模式感兴趣，因为可以推断影响范围和行为来指导网格控制。通过推广群体影响模式，可以识别复杂电力系统的相似运动特征。因此，类似的控制策略可以应用于类似的情况。

为操作条件分析提供单独的上下文信息。从群体影响模式的总结，分析人士预计识别特定案件受到更严重的影响或其集团表现异常。因此，通过显示变化的工况各汽车分析师个人模拟样品的上下文信息的请求。这有助于他们找到最脆弱的部分，容易受到影响并造成严重后果。

探索异常传播模式在个体层面上。特别地，领域专家对识别每个组的代表或离群个体感兴趣。通过揭示网格中所有节点之间的相互影响，探索具有代表性的个体中的故障传播模式可以深入了解故障机制的原子级别；而在异常的个体中进行探索有助于推理特殊情况。因此，我们需要检测单个仿真样本的异常操作节点和阶段，并在这些阶段之间构建演进过程。

4.2 深度神经网络模型

4.2.1 选择深度神经网络的原因

4.2.2 RNN 原理

4.2.3 为何选择基于 RNN 的 LSTM 模型

多变量时间序列分类问题的一个主要挑战是捕获时间依赖性。标准递归神经网络(RNN)在序列数据研究中已显示出其解决大量任务的能力，但未能有效和有效地桥接输入相关信号之间的长时滞 [17]。长短期记忆 (LSTM) 网络是一种新型的 RNN 模型，它克服了这一

问题，并已用于许多序列数据相关问题的现有解决方案 [15]，如手写识别 [12] 和语音识别 [14]。

4.2.4 本文所用模型（LSTN-FCN）的网络结构与原理

最近发展起来的具有 LSTM（表示为 MLSTM FCN）的完全卷积网络（FCN）的增强 (23)。该方法避免了繁重的预处理和特征工程，利用 FCN 对单变量时间序列进行分类。它进一步将问题扩展到多变量时间序列的分类，并通过添加挤压和激励块来提供有效的解决方案。在复杂多变量时间序列的分类任务中，快速 FCN 和精确 LSTM 的结合被证明优于大多数其它最先进的模型。

图4-1显示了 MLSTM FCN 模型的网络体系结构，该模型由 LSTM 块和 FCN 块组成。该模型的输入是包含 n 个时间步长的数据矩阵 AMN 和每个时间步长的 m 个变量。

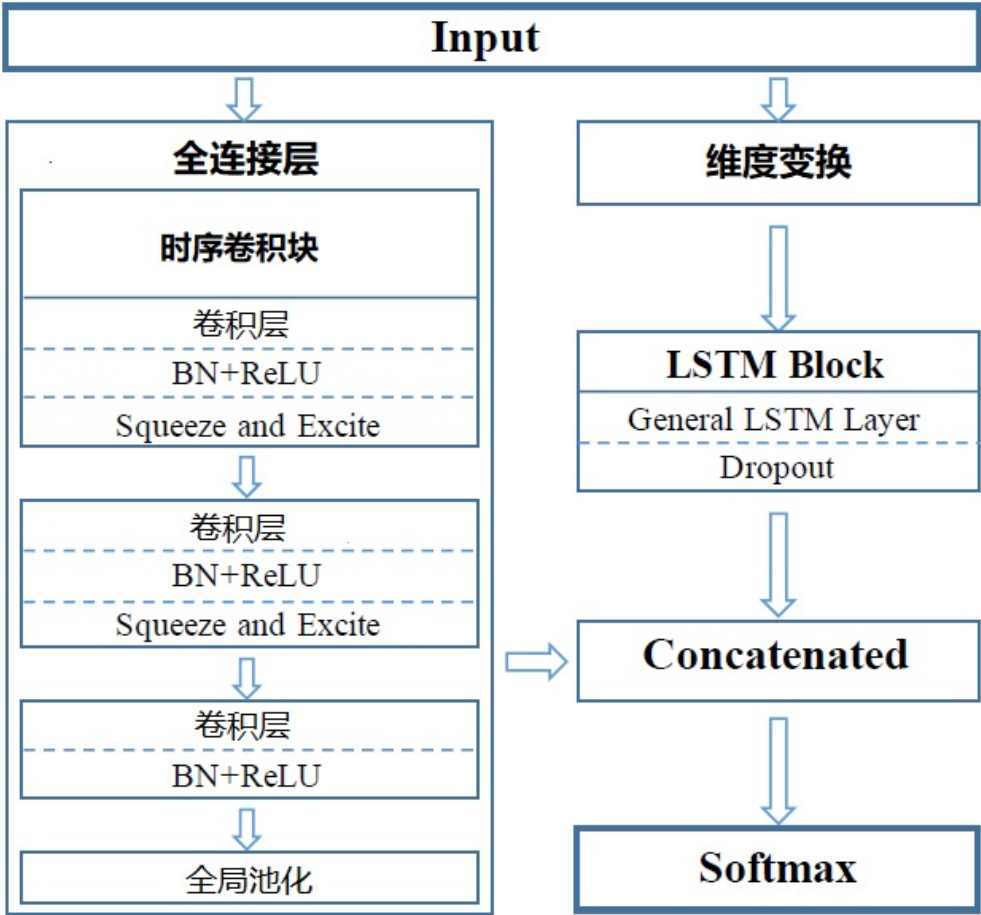


图 4-1 MLSTM FCN

4.3 具体实现

在将数据矩阵 A 传递给 LSTM 块之前, 如果 n 大于 m , 则维度洗牌层将把 $A_{m \times n}$ 转换为 $A_{n \times m}$, 以提高模型效率。LSTM 块由一个一般的 LSTM 层和一个辍学层组成。LSTM 层使用存储单元来保持细胞状态随着时间的推移, 并通过网络环路传递信息。门单元通过将加权和输入到逐点激活函数 (sigmoid 函数) 并执行逐点乘法运算来控制信息流入和流出存储单元。LSTM 层后面的单元和门的概念提取输入数据矩阵的特征, 保持长期的时间依赖性。辍学层通过减少过拟合进一步提高了模型性能。

另一方面, FCN 块通过三个时间卷积块和一个全局汇聚层同时从输入数据矩阵中提取特征。每个时间卷积块由卷积层和批归一化层组成。卷积层检测特征的局部组合。批量归一化层对每个训练小批量进行归一化, 然后将归一化结果输入到整流线性单元的激活函数。批量归一化层不仅允许使用更高的学习速率, 而且还充当调节器 [19]。特别地, 前两个时间卷积块包含挤压和激励块, 它学习解释每个通道的特征图的重要性的权重。最后, 全局平均池合并类似的特征。

然后将 LSTM 块和 FCN 块的输出特征串联起来, 接着是 SOFTMax 分类层。它采用软最大函数将级联结果映射为概率分布, 基于该概率分布进行分类。

4.3.1 数据处理

4.3.2 参数设置 (调参过程)

4.3.3 实现 (keras 库、基于 tensorflow、变成语言 python)

5 系统设计与可视设计

5.1 系统实现

5.1.1 系统结构

5.1.2 后端设计

5.1.3 前端设计

5.2 可视设计

5.3 实验结果与案例分析

6 总结与展望

6.1 讨论

6.2 未来工作

6.3 总结